نشریه علمی- پژوهشی کیفیت و بهره وری صنعت برق ایران
Iranian Electric Industry Journal
Of Quality And Productivity

سال سوم شماره ششم پاییز و زمستان ۱۳۹۳
Vol 3 –No.6 Autumn and Winter

برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ خودروهای الکتریکی در پارکینگ براساس بار پیش‌بینی شده در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند

محمدرضا آقاابراهیمی[۱] ، دانشیار، حسین طاهریان[۲]، دانشجوی دکتری ، محمدمهدی قاسمی‌پور[۲] ، کارشناس ارشد

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران
aghaebrahimi@birjand.ac.ir
۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه بیرجند- بیرجند- ایران
htaherian@birjand.ac.ir
mahdi.ghasemipour @gmail.com

چکیده: استفاده از خودروهای الکتریکی علاوه بر کاهش نگرانی‌های زیست محیطی، می‌تواند در کاهش پیک و پر کردن دره‌های مشخصه بار روزانه شبکه نقش به‌سزایی داشته باشد. به‌بیان دیگر در بستر شبکه‌های هوشمند، می‌توان با برنامه‌ریزی فرآیند شارژ و دشارژ باتری خودروهای الکتریکی مشخصه بار شبکه را بهبود داد. در شبکه‌های هوشمند، مشترکان به صورت لحظه‌ای از بار و قیمت الکتریکی باخبر می‌باشند و توانایی واکنش نسبت به قیمت‌ها را دارند. این الگوی واکنش باعث تغییرات گسترده در منحنی بار شبکه می‌گردد. در این مقاله مدلی چندمرحله‌ای با استفاده از شبکه‌عصبی و شبکه فازی-عصبی جهت پیش‌بینی بار الکتریکی روز آینده در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند ارائه شده است. سپس برای تعیین مدل بار و تولید مجموعه خودروهای الکتریکی براساس بار پیش‌بینی شده روز آینده با در نظر گرفتن استراتژی بهره‌برداری شارژ و دشارژ هوشمند، مدل احتمالاتی کاملی از این خودروها در محدودهٔ پارکینگ‌ها ارائه شده است. این مدل احتمالاتی بر پایه یک روش ترکیبی جدید شامل الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری و شبیه‌سازی مونت‌کارلوی ترتیبی می‌باشد. نهایتاً مدل پیشنهادی به داده‌های بار چهار روز نمونه از سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۱۳ بازار برق استرالیا منطقه NSW اعمال شده است و برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ خودروهای الکتریکی در پارکینگ براساس بار پیش‌بینی شده برای روز آینده تعیین گردیده است.

واژه های کلیدی: اصلاح مشخصه بار، بارهای حساس به قیمت، پیش‌بینی بار، خودروهای الکتریکی، شبکه هوشمند، شبکه عصبی، شبکه فازی-عصبی، مونت کارلوی ترتیبی.

تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۳/۰۱/۳۰

تاریخ پذیرش مقاله : ۹۳/۱۲/۱۶

نام نویسنده‌ی مسئول : محمدرضا آقاابراهیمی (aghaebrahimi@birjand.ac.ir)

نشانی نویسنده‌ی مسئول : بیرجند- دانشگاه بیرجند- دانشکده برق و کامپیوتر- دانشیار گروه قدرت

۱- مقدمه

با ظهور شبکه‌های هوشمند، امکان تولید، انتقال و مصرف انرژی الکتریکی با کارایی و قابلیت اطمینان بالاتر در مقایسه با شبکه‌های الکتریکی مرسوم قابل تحقق است. شارش دو طرفه جریان و اطلاعات در این شبکه‌ها به صورتی کارآمد، انطاف‌پذیرتر و با قابلیت اطمینان بیش‌تری برای هماهنگی بهتر میان مصرف‌کنندگان و تولیدکنندگان صورت می‌پذیرد.

مساله‌ی اصلی در شبکه هوشمند چگونگی مدیریت سمت تقاضا به منظور کاهش پیک بار الکتریسیته می‌باشد [۱]. در حقیقت پاسخ صحیح به بار به شدت به نحوه‌ی مدیریت سمت تقاضا و همچنین پیش‌بینی دقیق از قیمت، بار و انرژی‌های تجدیدپذیر و منابع ذخیره‌ساز از جمله خودروهای الکتریکی وابسته است. با پیشرفت تکنولوژی باتری، استفاده از خودروهای الکتریکی[1] (EV) در برخی کشورها به سرعت در حال رشد می‌باشد. در آینده، بهره‌برداران سیستم قدرت می‌توانند پارکینگ خودروهای الکتریکی[2] (EVP) را به‌عنوان منابع انرژی توزیع شده در نظر بگیرند. این منابع در دو نقش برای سیستم قدرت ظاهر می‌شوند: در نقش بار به‌هنگام شارژ باتری خودروها و به‌عنوان منابع تولید کنندهٔ انرژی در هنگام دشارژ باتری خودروها [۲].

بهره‌برداری از خودروهای الکتریکی شامل شارژ کنترل نشده[3] (UCM)، شارژ کنترل شده[4] (CCM) و شارژ و دشارژ هوشمند[5] (SCDM) می‌باشد. در حالت شارژ کنترل نشده، هیچ‌گونه کنترلی بر شارژ باتری خودروها وجود ندارد و خودروها به محض اتصال به شبکه شارژ می‌گردند. در حالیکه برای CCM و SCDM لازم است زمان‌های مجاز جهت برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها تعیین گردد. ضمن این‌که باید SOC مورد نیاز خودرو برای سفر روزانه‌اش تضمین گردد که در این مقاله به‌منظور اصلاح مشخصهٔ بار پیش‌بینی شده روز بعد از استراتژی بهره‌برداری SCDM استفاده شده است.

در بستر شبکهٔ هوشمند و بهره‌گیری از کنترل آنلاین این شبکه‌ها می‌توان شارژ و دشارژ باتری EVها را به‌گونه‌ای کنترل کرد که بهره‌وری سیستم قدرت افزایش یابد. برای بررسی تاثیرات حضور خودروهای الکتریکی نیاز به مدل‌سازی دقیق و کامل رفتار این خودروها براساس نحوهٔ استفادهٔ صاحبان آن‌ها می‌باشد.

در اکثر مطالعات انجام شده در حوزه برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها در پارکینگ به رفتار احتمالی EVها و نیز واکنش مشترکان به بار پیش‌بینی شده در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند توجه نشده است. به عنوان مثال در [۳] یک استراتژی شارژ کنترل شده با هدف کاهش تلفات و افزایش بارپذیری شبکهٔ توزیع پیشنهاد شده است. در [۴] و [۵] یک مدل مدیریت بار هوشمند برای شارژ باتری EVها به‌منظور کاهش بارپیک، کاهش تلفات و بهبود ولتاژ ارائه گشته است، اما رفتار احتمالاتی EVها لحاظ نشده است. مرجع [۶] با مدل‌سازی احتمالاتی EVها در پارکینگ شهری به بهینه‌سازی برنامه‌ریزی انرژی باتری EVها با هدف کاهش بار پیک و کاهش قیمت شارژ پرداخته است و در [۷] شارژ بهینهٔ خودروهای الکتریکی تنها به‌منظور پر کردن درهٔ منحنی بار را بررسی کرده است. مراجع [۸] و [۹] به برنامه‌ریزی بهینهٔ شارژ و دشارژ باتری‌ها به‌منظور پیک شکنی، کاهش نوسانات بار و کاهش هزینه جهت الکتریکی شدن حمل و نقل پرداخته‌اند، اما در تمامی مطالعات ذکر شده توجهی به پیش‌بینی بار به عنوان یکی از عوامل اساسی جهت برنامه‌ریزی دقیق شارژ و دشارژ باتری، نشده است.

با ظهور شبکه‌های هوشمند و استفاده از ابزارهای پیشرفته اندازه‌گیری[6]، مشترکان به صورت لحظه‌ای از بار الکتریکی و قیمت‌ها باخبر هستند؛ از این‌رو انتظار می‌رود در شبکه‌های هوشمند آینده، مشترکان سمت تقاضا، الگوی مصرف خود را براساس قیمت‌های پیش‌بینی شده با قطع بار، انتقال بار و یا حتی تولید بار به صورت محلی تغییر دهند. مجموع واکنش احتمالی مشترکان می‌تواند بر منحنی تقاضا را در بازار برق تأثیرگذار باشد. بنابراین نیاز به پیش‌بینی بار الکتریکی در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند جهت برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها در پارکینگ به منظور اصلاح بار سیستم قدرت امری ضروری به نظر می‌رسد.

در مقالات پیشین، در مبحث پیش‌بینی بار الکتریکی، فرض بر آن بود که الگوهای مصرف سمت مشترکان، براساس قیمت پیش‌بینی شده، تغییرات اساسی ندارند و لذا بار پیش بینی شده سیستم در برابر واکنش‌های مشترکان مصون می‌ماند [۱۳-۱۰]. بنابراین در این مقاله مدلی جهت پیش‌بینی بار با در نظر گرفتن اطلاع مشترکین از بار و قیمت پیش‌بینی شده سیستم، ارائه شده است. در واقع مزیت روش پیشنهادی، لحاظ نمودن الگوی واکنش احتمالی مشترکان به قیمت اعلام شده به آن‌ها، می‌باشد. مدل چند مرحله‌ای پیشنهادی، شامل شبکه عصبی پرسپترون و شبکه فازی-عصبی است. این پیش‌بینی با استخراج الگوی واکنش مشترکان به قیمت‌های اعلام شده برای روز آینده حاصل می‌گردد. حال با دانستن بار الکتریکی تغییر یافته روز بعد، برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها در پارکینگ جهت اصلاح مشخصه بار سیستم تعیین می‌گردد.

در این مقاله، مدل کامل و احتمالاتی مجموعه EVها به‌عنوان بار، ذخیره کننده و تولید کنندهٔ انرژی ارائه شده است. مدل ارائه شده براساس استراتژی بهره‌برداری شارژ و دشارژ هوشمند استخراج شده است. به‌منظور شبیه‌سازی و مدل‌سازی عملکرد EVها، از شبیه‌سازی مونت‌کارلوی ترتیبی استفاده شده است. هم‌چنین اجرای استراتژی

[1] Electric Vehicle
[2] Electric Vehicles Parking
[3] Uncontrolled Charging Mode
[4] Controlled Charging Mode
[5] Smart Charge/Discharge Mode
[6] Advanced Metering Infrastructure

شارژ و دشارژ هوشمند، توسط یک روش ترکیبی جدید شامل الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری[7] (ICA) و شبیه‌سازی مونت‌کارلوی ترتیبی[8] (SMC) صورت می‌پذیرد. در نهایت با استفاده از مدل‌های ارائه شده اثر استراتژی بهره‌برداری شارژ و دشارژ هوشمند EVها بر مشخصه بار چهار روز نمونه از سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۱۳ از بازار برق استرالیا منطقه NSW ارزیابی می‌گردد.

ساختار ادامه مقاله بدین شرح است: در بخش۲، به شرح مسئله پرداخته می‌شود. در بخش۳، مدل پیشنهادی ارائه می‌گردد. در بخش۴، نتایج عددی و شبیه‌سازی بیان شده است و نهایتاً مقاله با ارائه نتیجه‌گیری در بخش ۵ خاتمه می‌یابد.

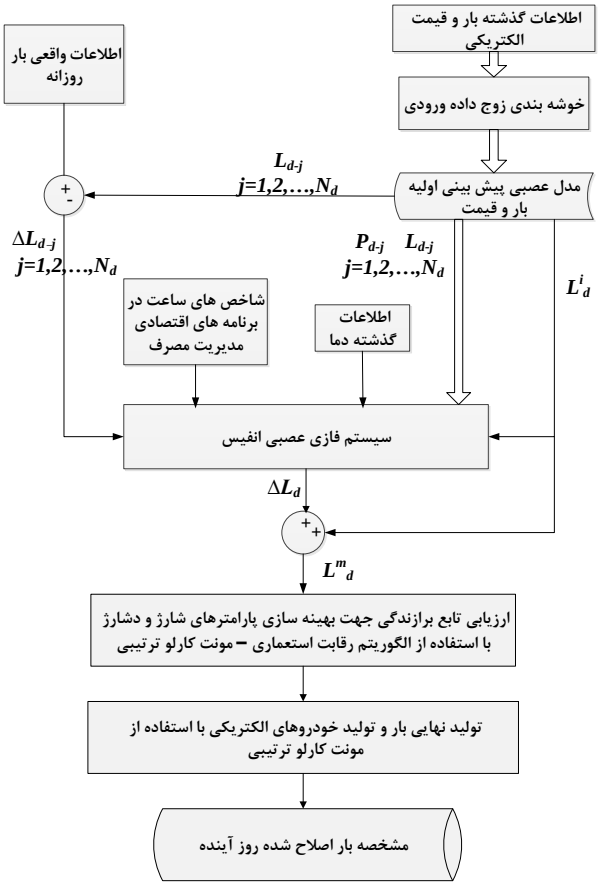
۲- شرح مسئله

در آینده استفاده از ناوگان خودروهای الکتریکی به‌عنوان منبعی از انرژی بدون هزینه سرمایه‌گذاری اولیه برای شبکه هوشمند عاملی کلیدی به حساب می‌آید [۱۴]. دشارژ خودروها جهت پیک سایی بدان معنی است که نیاز کمتری جهت صرف هزینه‌های اضافی به منظور ساخت نیروگاه‌ها جهت تامین بار پیک احساس می‌شود. از طرفی شارژ مجموعه خودروها باعث پر کردن دره‌های بار می‌گردد و افزایش بهره‌وری سیستم قدرت را در بر خواهد داشت. اهمیت استفاده از خودروها علاوه بر مسائل زیست محیطی جایی است که می‌توان، توان تولیدی پارکینگ‌ها را در محیط شبکه‌های هوشمند به عنوان بار منفی به سیستم در نظر گرفت و برنامه‌های بهره‌برداری را براساس بار خالص و یا پس‌ماند[9] به اجرا در آورد. این نوع بار در حقیقت از روی تفاضل بار شبکه از میزان بار تامین شده توسط تولیدات پراکنده مانند تولید پارگینگ‌ها حاصل می‌شود.

در این مقاله فرض بر آن است که پارکینگ‌های اداری و مسکونی در شبکه وجود دارند. در این شبکه مشترکان از طریق ابزارهای اندازه‌گیری پیشرفته به صورت لحظه‌ای از بار و قیمت پیش‌بینی‌شده مطلع‌اند و توانایی واکنش نسبت به قیمت‌ها را دارند. پیش‌بینی بار الکتریکی به صورت روزانه انجام می‌گردد. یادآور می‌گردد اولویت اول در استفاده از خودرو حمل و نقل شخصی می‌باشد و سپس در راستای کمک به شبکه جهت شیفت و اصلاح مشخصه بار روز آینده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۳- مدل پیشنهادی

شکل (۱) مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد. مدل پیشنهادی شامل چهار بلوک می‌باشد:



شکل(۱) مدل پیشنهادی

۳-۱- FCM[10]

خوشه‌بندی یکی از روش‌های طبقه بندی نظارت نشده و فرآیندی است خودکار که در طی آن، مجموعه داده‌هایی معین، به مجموعه‌ای از کلاس‌ها یا خوشه‌ها تقسیم می‌شود. هدف از طبقه‌بندی داده‌ها به کمک چنین فرآیندی، جداسازی آن‌ها به قسمی است که دو داده در یک خوشه تا حد امکان به هم شبیه باشند و دو داده در دو خوشه متفاوت تا حد امکان متمایز از یکدیگر باشند.

در این مقاله از یکی از موفق‌ترین مدل‌های خوشه‌بندی، به نام FCM استفاده شده است [۱۵]؛ بنابراین زوج مرتب‌هایی شامل بار و قیمت در هر ساعت از شبانه‌روز جهت خوشه‌بندی و اعمال به شبکه عصبی جهت آموزش لحاظ گردیده‌اند. در این مدل هر زوج داده با یک درجه خاص به یک خوشه تعلق پیدا می‌کند که با درجه عضویت تعیین می‌شود. خروجی FCM با به وجود آوردن توابع عضویت به ساختن سیستم استنتاج فازی جهت بیان کیفیت فازی هر خوشه کمک می‌کند. با خوشه بندی، داده های ورودی برحسب نوع بار (پیک، غیر پیک)، روز (روز کاری و یا آخر هفته) و ... طبقه‌بندی می‌گردند.

[7] Imperialist Competitive Algorithm
[8] Sequential Monte Carlo simulation
[9] Net or Residual Demand
[10] Fuzzy C-Means Clustering

۳-۲- شبکه عصبی پیش‌بینی اولیه بار و قیمت الکتریکی

در این بلوک پیش‌بینی اولیه بار و قیمت انجام می‌گردد. استفاده همزمان از بار و قیمت در این بلوک باعث تعقیب کردن اثر متقابل بار و قیمت در این مدل می‌گردد. بنابراین اثر الاستیسیته و حساسیت بار و قیمت جهت استخراج دینامیک‌های مسئله پیش‌بینی بار در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند مورد مطالعه قرار می‌گیرد. در این بلوک از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه جهت پیش‌بینی اولیه بار و قیمت استفاده شده است. داده‌های بار و قیمت خوشه‌بندی شده به طور همزمان به عنوان ورودی این بلوک اعمال شده است. خروجی این بلوک دو دسته داده می‌باشد. دسته اول، پیش‌بینی اولیه بار برای روز هدف dام است. منحنی بار پیش‌بینی شده اولیه با نماد L^i_d در شکل (۱) مشخص شده است. دسته دوم، مجموعه قیمت و بار پیش‌بینی شده برای N_d روز گذشته است. این دو مجموعه خروجی با نمادهای L_{d-j} و P_{d-j} مشخص می‌گردد؛ که در آن $j=1,2,...,N_d$ می‌باشد. این دو مجموعه به‌ترتیب بار و قیمت پیش‌بینی شده برای N_d روز قبل از روز هدف dام می‌باشد.

همچنین اختلاف بار پیش‌بینی شده و بار واقعی برای N_d روز گذشته به صورت زیر بدست می‌آید:

$$\Delta L_{d-j} = L^a_{d-j} - L^f_{d-j} \quad j=1,2,...,N_d \qquad (۱)$$

که در آن L^f_{d-j} و L^a_{d-j} به ترتیب منحنی بار پیش‌بینی شده و منحنی بار واقعی برای N_d روز قبل از روز هدف dام می‌باشد.

۳-۳- شبکه ANFIS

این بلوک شامل سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی می‌باشد. یک شبکه‌ی عصبی تطبیقی دارای مزایایی مانند، توانایی یادگیری، بهینه سازی و متعادل‌سازی می‌باشد. در حالی که منطق فازی یک روش مبتنی بر قواعد اگر-آنگاه می‌باشد. در حقیقت ANFIS مزیت استفاده از شبکه‌ی عصبی تطبیقی و منطق فازی را با هم ترکیب می‌کند. در ANFIS، ورودی‌ها توسط توابع عضویت ورودی تخمین زده می‌شوند و سپس وارد قواعد اگر-آنگاه می‌شوند که مشخص می‌کند خروجی چه اندازه باشد. هنگامی که هر خروجی تعیین شود، به صورت وزن‌دار با یکدیگر جمع می‌شوند و یک خروجی واحد را تشکیل می‌دهند. دو مورد از پرکاربردترین توابع عضویت در ANFIS برای مبحث پیش‌بینی بار Gaussian MFs و Bell-shaped MFs هستند [۱۶،۱۷].

جهت استخراج قواعد اگر-آنگاه ورودی‌های متعددی می‌تواند واکنش مشترکان به قیمت را تعقیب کند. در این مدل از اطلاعات پیشین دما که از عوامل اثرگذار بر تقاضا سیستم است استفاده شده است. به علاوه، از برنامه‌های اقتصادی مدیریت بار[11] در بازار برق مورد مطالعه نیز به عنوان ورودی شبکه ANFIS استفاده شده است.

این برنامه‌ها که بر مبنای قیمت‌گذاری نرخ برق براساس زمان مصرفی [12] (TOU) اجرا می‌گردد، در اکثر شبکه‌های هوشمند متداول است. این برنامه به مشترکانی که مجهز به ابزارهای اندازه‌گیری شبکه هوشمند است، ابلاغ می‌گردد. در این سیستم نرخ‌گذاری، روزهای کاری شامل سه نرخ مختلف بار پیک میانی[13]، پیک و غیر پیک تقسیم می‌شود. همچنین آخر هفته و روزهای تعطیل به دو نرخ، بار پیک میانی و غیر پیک تقسیم می‌گردد. بنابراین در شبکه‌های هوشمند، مشترکان مجهز به ابزار اندازه‌گیری، می‌توانند محدوده بار مصرفی خود را هر نیم ساعت تغییر دهند تا با انتقال مصرف خود از زمان‌های قیمت بالا به زمان‌هایی با قیمت کمتر ذخیره اقتصادی بهتری داشته باشند. بنابراین در مدل پیشنهادی از ورودی‌های:

- شاخص زمانی برنامه‌های اقتصادی مدیریت بار
- داده‌های دما برای N_d روز گذشته
- منحنی‌های بار و قیمت پیش‌بینی شده برای N_d روز گذشته

جهت آموزش شبکه ANFIS براساس ΔL_{d-j} متناظر و استخراج قواعد اگر-آنگاه استفاده شده است.

در این حالت شبکه ANFIS قواعدی را استخراج می‌کند که تغییرات گسترده در رفتار حساس به قیمت مشترکان را شامل گردد. این قواعد نشان می‌دهند که بار سیستم، چگونه در برابر واکنش مشترکان به قیمت‌های و بار اعلام شده، تغییر خواهند کرد.

به عنوان مثال بارهای پیش‌بینی شده برای N_d روز گذشته به دسته‌های: خیلی زیاد (VH)، زیاد (H)، میانه (M)، کم (L) و خیلی کم (VL) تقسیم‌بندی می‌گردند. همین‌طور داده‌های گذشته دما برای N_d روز قبل به دسته‌های: گرم (H)[14]، معتدل (M) و خنک (C)[15] تقسیم می‌گردد و ... که در نتیجه تغییرات بار برای N_d روز قبل به دسته‌های: افت زیاد (HD)[16] ، افت اندک (LD)، تغیرات ناچیز (ND)[17]، افزایش اندک (LR)[18]، افزایش زیاد (HR)، می‌تواند تقسیم شود. لازم به ذکر است، برای هر ساعت از روز d، یک شاخص زمانی بر مبنای برنامه‌های اقتصادی مدیریت بار هر بازار انتخاب شده است.

بنابراین با اعمال منحنی بار پیش‌بینی شده اولیه L^i_d به شبکه ANFIS آموزش یافته، خروجی این بلوک یعنی منحنی تغییرات بار پیش‌بینی شده برای روز هدف dام بدست می‌آید. این خروجی با نماد ΔL_d مشخص گردیده است.

[11] Economic-based
[12] Time-Of-Use Pricing
[13] Shoulder-peak
[14] Hot
[15] Cold
[16] High Drop
[17] Negligible Deviation
[18] Low Rise

نهایتاً، پیش‌بینی نهایی بار در محیط حساس به قیمت شبکه‌ی هوشمند براساس روابط زیر محاسبه می‌گردد:

$$L^m{}_d = L^i{}_d + \Delta L_d \quad (۲)$$

که در آن $L^m{}_d$ ، منحنی بار تغییر یافته نهایی برای روز آینده می‌باشد. در این رابطه ΔL_d می‌تواند مثبت و یا منفی باشد.

۳-۴- مدل‌سازی بار و تولید پارکینگ‌ها براساس بار پیش‌بینی شده برای روز آینده

در این قسمت، هدف، بهینه‌سازی پارامترهای شارژ و دشارژ باتری خودروها طی ساعات روز آینده می‌باشد. پس از تعیین پارامترهای بهینهٔ شارژ و دشارژ، شبیه‌سازی مونت‌کارلو با پارامترهای مذکور برای یک دورهٔ طولانی صورت می‌پذیرد تا مدل بار و تولید مجموعه خودروهای الکتریکی براساس بار پیش‌بینی شده روز آینده استخراج گردد. بدین ترتیب برنامه‌ریزی و مدل‌سازی احتمالاتی خودروهای الکتریکی به‌منظور اصلاح مشخصه بار صورت می‌پذیرد.

برای بهره‌وری بیشتر از EVها باید از این خودروها به‌صورت مجموعه خودرو توسط مجتمع‌کننده بهره‌برداری کرد [۱۸]. با توجه به ماهیت احتمالاتی خودروها باید از مدل‌های احتمالی برای تعیین مدل خودروها استفاده کرد [۱۹]. این احتمالات شامل ظرفیت باتری خودرو، مسافت طی شده توسط خودرو، زمان خروج خودرو از خانه، مدت زمان سفر و مدت زمان پارک خودرو در پارکینگ اداری و مسکونی می‌باشد. برای به‌دست آوردن این متغیرهای تصادفی از تابع توزیع نرمال محدود شده در [۱۹] جهت محدود کردن تولید متغیر تصادفی در بازهٔ دلخواه، استفاده شده است. شایان ذکر است مقادیر میانگین و انحراف معیار متغیرهای تصادفی از [۱۹] استخراج گردیده است. با به‌دست آمدن مسافت طی شده توسط هر خودرو، وضعیت شارژ (SOC) اولیهٔ آن مطابق (۳) حاصل می‌گردد [۲۰].

$$SOC^i_{\text{int}} = \left(1 - \frac{D^i}{D_{\max}}\right) \times 100\% \quad (۳)$$

در (۳)، D^i مسافت طی شده توسط خودروی iام و D_{max} حداکثر مسافتی است که خودرو می‌تواند سفر کند. مقدار پارامتر D_{max}، ۱۲۸ کیلومتر در نظر گرفته شده است [۲۰]. میزان شارژ باتری خودروی الکتریکی در هنگام شارژ و دشارژ در پارکینگ از (۴) به‌دست می‌آید.

$$SOC^i_t = [SOC^i_{t-1} \pm \Delta_t \cdot (Ch_{rate} \text{ or } Dch_{rate})] \times 100\% \quad (۴)$$

در (۴)، Δ_t گام زمانی در بازهٔ مورد مطالعه، Ch_{rate} نرخ شارژ باتری و Dch_{rate} نرخ دشارژ باتری خودرو می‌باشد. انرژی تولیدی یا مصرفی مجموعه باتری خودروها توسط مجتمع‌کننده در هر لحظه از زمان، از (۵) به‌دست می‌آید [۱۹].

$$E^t_{agg} = \sum_{i=1}^{B} K^i \Psi^i_t SOC^i_t \quad (۵)$$

در (۵)، K^i ظرفیت باتری خودروی iأم و Ψ^i_t بیانگر وضعیت اتصال یا عدم اتصال خودروی iأم به شبکه است. اگر Ψ^i_t برابر ۱ باشد، به‌معنای اتصال خودرو به شبکه و درصورتی‌که مقدار این پارامتر ۰ باشد، به‌معنای عدم اتصال به شبکه می‌باشد.

مجتمع‌کننده به‌منظور بهینه‌سازی مدل بار و تولید، باید با استفاده از قابلیت ارتباط آنلاین به برنامه‌ریزی هوشمند شارژ و دشارژ باتری خودروها در محدودهٔ پارکینگ‌ها برای بار پیش‌بینی شده روز آینده، بپردازد. از این رو تابع برازندگی و قیود مسالهٔ برنامه‌ریزی بهینه شارژ و دشارژ باتری خودروها براساس بار پیش‌بینی شده جهت اصلاح مشخصه بار روز بعد در ادامه بیان می‌گردد.

- **تابع برازندگی و قیود مدل بار و تولید پارکینگ‌ها**

در استراتژی بهره برداری SCDM ، لازم است زمان‌های مجاز جهت برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها تعیین گردد. ضمن این‌که باید SOC مورد نیاز خودرو برای سفر روزانه‌اش تضمین گردد. علاوه بر این عواملی چون نرخ شارژ و دشارژ باتری خودروها نیز بر تصحیح مشخصه بار سیستم تاثیر گذار است. بدین ترتیب پارامترهای بهینه‌سازی شامل نرخ و ساعات مجاز شارژ و دشارژ است. ساعات مجاز شارژ و دشارژ باتری خودروها از $X_p\%$ و $X_{op}\%$، که به‌ترتیب درصد پیک‌سائی و دره‌افزایی بار هستند، تعیین می‌گردد. در این مقاله به‌منظور اصلاح مشخصهٔ بار پیش‌بینی شده روز بعد از استراتژی بهره‌برداری SCDM استفاده شده است. بنابراین، تابع هزینهٔ جدیدی به منظور پیک‌سایی، دره‌افزایی، مسطح کردن منحنی بار و جلوگیری از نوسانات شدید منحنی بار ارائه شده است که در (۶) آمده است:

$$Cost = \left(a \times C_p \times N_h^2\right) + \left(b \times C_{op}^{-1} \times N_L^2\right) + \left(c \times MSE_h\right) \quad (۶)$$

در (۶)، a، b و c ضرایب تعدیل تابع هزینه هستند که به‌صورت تجربی به‌دست می‌آیند. پارامترهای C_p پیک بار، C_{op} کمینه بار، N_h مجموع دقایقی که بار از $X_p\%$ بار تجاوز کرده باشد، N_L مجموع دقایقی که بار از $X_{op}\%$ بار کمتر باشد و MSE_h مجموع مربعات خطا بین $X_p\%$ بار و پیک بار می‌باشد. قیود بهینه‌سازی شامل سطح شارژ و نرخ شارژ و دشارژ باتری می‌باشد که به‌ترتیب در (۷) تا (۹) آمده است.

$$S.t. \quad SOC_{\min} \le SOC^i \le 1 \quad (۷)$$

$$S.t. \quad Ch^{\min}_{rate} \le Ch_{rate} \le Ch^{\max}_{rate} \quad (۸)$$

$$S.t. \quad Dch^{\min}_{rate} \le Dch_{rate} \le Dch^{\max}_{rate} \quad (۹)$$

در (۷)، SOC_{min} برای پارکینگ اداری به اندازه‌ای است که باتری خودرو، SOC کافی جهت سفر بازگشت به خانه را داشته باشد. این پارامتر برای پارکینگ مسکونی تا قبل از نیمه‌شب با عمق دشارژ باتری محدود می‌گردد و پس از آن به میزانی است که سفر روزانهٔ خودرو تضمین شود. در (۸) و (۹)، $Ch^{\min}_{rate}$ و $Dch^{\min}_{rate}$ کمینه نرخ شارژ و دشارژ و $Ch^{\max}_{rate}$ و $DCh^{\max}_{rate}$ حداکثر نرخ شارژ و دشارژ می‌باشند. قیود نرخ شارژ و دشارژ را می‌توان به‌عنوان پارامترهای ورودی

شبیه‌سازی در نظر گرفت؛ درحالیکه قید مربوط به SOC خودروها، بسته به احتمالات و پارامترهای بهینه‌سازی ممکن است رعایت نگردد. بنابراین تابع برازندگی مطابق (۱۰) تعیین می‌گردد:

$$Min \quad Fitness = Cost + P \times \inf_{SOC} \qquad (۱۰)$$

که در آن P ضریب جریمه و $\inf_{soc}$ تخطی SOC خودروها از قید می‌باشد.

این مقاله از یک روش ترکیبی شامل بهینه‌سازی رقابت استعماری و شبیه‌سازی مونت‌کارلوی ترتیبی، جهت بهینه‌سازی پارامترهای شارژ و دشارژ باتری خودروها طی ساعات شبانه روز استفاده گردیده است.

فارغ از اینکه چه نوع الگوریتمی بکار رود، جهت ارزیابی تابع برازندگی ارائه شده در رابطه (۱۰)، بدلیل ماهیت احتمالاتی مدل خودروهای الکتریکی و وابستگی SOC خودروها به زمان قبل از مونت کارلو ترتیبی استفاده شده است [۲۱]. در این مقاله که از الگوریتم بهینه‌سازی رقابت استعماری [۲۲] جهت تعیین پارامترهای بهینهٔ شارژ و دشارژ بهره می‌گیرد، شبیه‌سازی مونت‌کارلو با پارامترهای مذکور برای یک دورهٔ طولانی صورت می‌پذیرد تا مدل بار و تولید مجموعه خودروهای الکتریکی براساس بار پیش‌بینی شده روز آینده استخراج گردد. بدین ترتیب برنامه‌ریزی و مدل‌سازی احتمالاتی خودروهای الکتریکی به‌منظور اصلاح مشخصه بار، صورت می‌پذیرد.

در شبیه‌سازی مونت‌کارلو، فرآیند شارژ ودشارژ و سفر روزانهٔ خودروها، بر اساس پارامترهای احتمالاتی و بهینه شده برای یک دورهٔ طولانی شبیه‌سازی می‌گردد. پس از برقراری معیار هم‌گرایی شبیه‌سازی متوقف شده و میانگین مدل بار و تولید براساس بار پیش‌بینی شده روز بعد استخراج می‌شود. در این مقاله معیار هم‌گرایی مورد نظر، ضریب پراکندگی[19] میانگین و پیک بار و تولید پارکینگ‌ها می‌باشد.

۴- نتایج عددی و شبیه‌سازی

در این مقاله مدلی پیشنهادی جهت برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خوردروهای الکتریکی در پارکینگ براساس بار پیش‌بینی شده روز آینده در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند، به منظور اصلاح مشخصه بار سیستم ارائه شده است.

در این مدل، جهت پیش‌بینی اولیه بار و قیمت، اطلاعات ۴۸ روز گذشته جهت آموزش مدل MIMO جهت پیش‌بینی برای روز هدف dام استفاده شده است.

جهت استخراج قواعد اگر-آنگاه، پس از آزمایش‌های متعدد، پیش‌بینی برای چهار هفته قبل از روز هدف انجام شده است. طول این بازه با در نظر گرفتن تمایلات کوتاه مدت و بلند مدت بار و قیمت در نظر گرفته شده است. بنابراین N_d=۲۸ می‌باشد.

پیش‌بینی شبکه‌ی ANFIS با استفاده از تابع عضویت گوسی انجام شده است. همچنین برای ۴ ورودی ذکر شده، تعداد توابع عضویت به ترتیب ۵، ۳، ۵ و ۵ انتخاب شده است. در این حالت شبکه ANFIS داده‌های ورودی را براساس توابع عضویت تعیین شده، دسته بندی می‌کند.

در این مقاله از داده‌های بار و قیمت بازار برق استرالیا منطقه NSW استفاده شده است [۲۳]. بازار برق استرالیا که بزرگترین شبکه اتصال‌یافته در جهان است، بازاری با تغییرات بسیار و تعداد خروج‌ها و اختلالات غیر منتظره فراوانی می‌باشد. لذا پیش‌بینی بار برای روز هدف ۱۰ ژانویه سال ۲۰۱۴ گرفته است. در این بازار مشترکان به صورت لحظه‌ای از بار و قیمت پیش‌بینی شده باخبر می‌شوند و توانایی واکنش نسبت به این عامل را دارند.

معیارهای متعددی برای ارزیابی کارآیی مدل‌های پیش‌بینی وجود دارد که متداول‌ترین آن‌ها شاخص میانگین درصد خطای مطلق (*MAPE*)[20] است. این شاخص به کمک رابطه (۱۱) محاسبه می‌گردد:

$$\%MAPE = \frac{1}{N}\sum_{h=1}^{N}\frac{|Act._L(t) - For._L(t)|}{Ave._Load} \times 100 \qquad (۱۱)$$

که در آن N تعداد ساعات، $Act._L(t)$ مقدار واقعی بار شبکه در ساعت t، $For._L(t)$ مقدار پیش‌بینی شده‌ی بار در ساعت t و $Ave._Load$ مقدار متوسط بار واقعی در شبکه می‌باشد.

همان‌گونه که ذکر شد، باتوجه به احتمالاتی بودن ظرفیت باتری خوردرها و همچنین براساس رابطه مستقیم بین میانگین ظرفیت باتری‌ها و میانگین بار پیک روزانه، فرض شده است ۳۰۰ هزار خودروی الکتریکی در محدودهٔ شبکهٔ مورد مطالعه حضور داشته باشند. صاحبان خودروها صبح از پارکینگ مسکونی به سمت محل کار رفته و خودرو را در پارکینگ اداری پارک می‌کنند؛ هم‌چنین پس از اتمام کار اداری از محل کار به خانه برگشته و خودرو را در پارکینگ مسکونی پارک می‌کنند. بهینه‌سازی برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری EVها با هدف جابه‌جایی بار صورت پذیرفته است. بر این اساس انرژی درخواستی از پیک به درهٔ بار منتقل می‌گردد. در این شبیه‌سازی جمعیت اولیه الگوریتم ۵۰ عدد بوده است، همچنین در الگوریتم رقابت استعماری، پارامتر معرفی شده در مرجع [۲۲] بدین ترتیب بدست آمدند: $imp._n$ برابر ۱۰، $pRev.$ برابر ۰/۳ و همچنین پارامتر ξ و $Ass.\ Coefficient$ به ترتیب برابر ۰/۰۲ و ۲ می‌باشد.

جدول (۱) پارامترهای بهینه‌شده برای SCDM را برای روز هدف ۱۰ ژانویه ۲۰۱۴ نشان می‌دهد. در این جدول SOC_{min} مربوط به پارکینگ‌های اداری و مسکونی پس از نیمه‌شب می‌باشد. برای قبل از نیمه شب با فرض عمق دشارژ ۰/۸ برای باتری خودروها، مقدار SOC_{min} پارکینگ مسکونی برابر ۰/۲ می‌باشد.

[19] Coefficient of variation

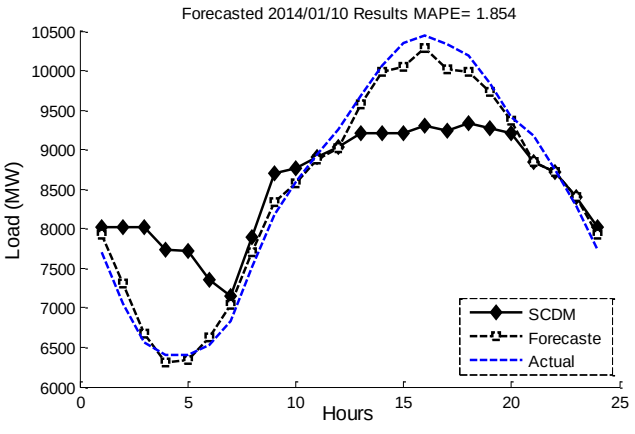
[20] Mean Absolute Percentage Error

جدول (۱) پارامترهای بهینه‌شده در استراتژی SCDM براساس بار پیش‌بینی شده روز ۱۰ ژانویه سال ۲۰۱۴ بازار استرالیا منطقه NSW

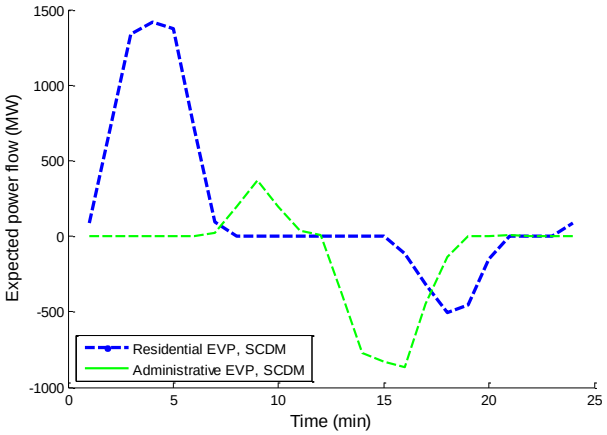
پارامترهای بهینه شده	*مدل بهره‌برداری*
	SCDM
$X_p\%$	۸۹/۴۳ ٪
$X_{op}\%$	۷۸ ٪
SOC_{min}	۴۶ ٪
نرخ شارژ پارکینگ مسکونی	۲۰ درصد در ساعت
نرخ شارژ پارکینگ اداری	۱۱/۱ درصد در ساعت
نرخ دشارژ پارکینگ مسکونی	۲۰ درصد در ساعت
نرخ دشارژ پارکینگ اداری	۲۰ درصد در ساعت

شکل (۲) مدل بار و تولید مورد انتظار پارکینگ‌های مسکونی و اداری را در روز هدف (۱۰ ژانویه) برای استراتژی‌های شارژ و دشارژ هوشمند نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (۲) مشاهده می‌گردد از قابلیت دشارژ خودروها استفاده شده و در زمان‌هایی که بار سیستم بیشتر از $X_p\%$ باشد باتری خودروها با استفاده از شبکهٔ هوشمند شروع به دشارژ با نرخ بهینه می‌گردد. در زمان‌هایی که بار سیستم کمتر از $X_{op}\%$ باشد باتری خودروها شروع به شارژ با نرخ بهینه می‌کنند. از برآیند بار و تولید مورد انتظار حاصل از مونت‌کارلوی ترتیبی در پارکینگ‌ها و بار پیش‌بینی شده، مشخصه بار اصلاح‌شده روز بعد سیستم بدست می‌آید.

شکل (۳) مدل بار اصلاح شده در استراتژی SCDM برای روز هدف را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود خطای پیش‌بینی برای این روز برابر ۱/۸۵۴٪ می‌باشد. در این حالت با کنترل آنلاین شارژ و دشارژ خودروها سبب پیک‌سایی و دره‌افزایی در منحنی بار می‌گردد. همان‌طور که مشاهده می‌شود بار پیک از ۱۰۲۹۰ مگاوات در ساعت ۱۶ به ۹۳۳۴ مگاوات در ساعت ۱۸ کاهش و شیفت و در دره،



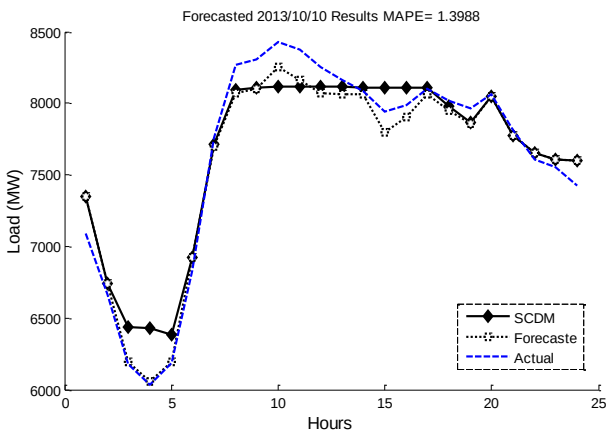
شکل (۳) مدل بار اصلاح شده شبکه برای تاریخ ۲۰۱۴/۰۱/۱۰ (روز هدف) در استراتژی بهره‌برداری SCDM



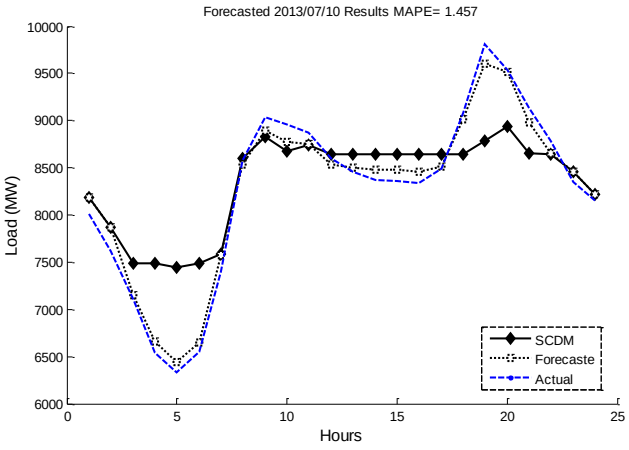
شکل (۲) مدل بار و تولید مورد انتظار پارکینگ‌های اداری و مسکونی برای روز هدف

بار از ۶۳۰۵ مگاوات در ساعت ۴ صبح به ۷۰۳۸ مگاوات در ساعت ۷ صبح افزایش و شیفت یافته است. این امر نشان‌دهندهٔ مزایای قابل توجه برنامه‌ریزی هوشمند خودروهای الکتریکی است. به بیان دیگر، استراتژی هوشمند شارژ و دشارژ نه تنها چالش پیک افزایی ناشی از انرژی درخواستی خودروها را از بین برده است، بلکه با انتقال بخش چشمگیری از انرژی پیک به دره موجب بهبود مشخصه بار سیستم گردیده است. جهت بررسی کارآیی مدل، برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ برای روز ۱۰ام ماه اول هر فصل از سال ۲۰۱۳ صورت گرفته است که در شکل‌های (۴) تا (۶) نشان داده شده است.

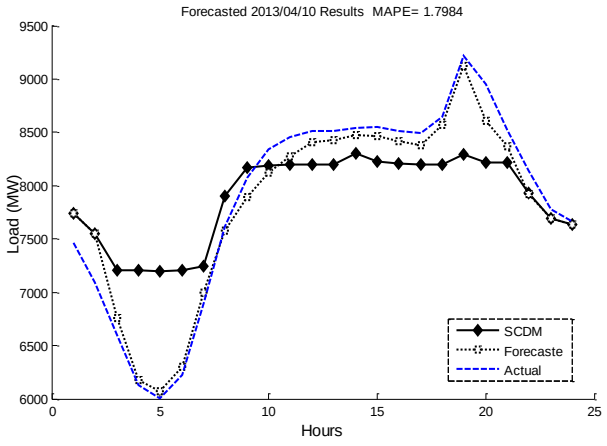
همان‌گونه که ملاحظه می‌گردد، مدل پیشنهادی به خوبی بار روز بعد را پیش‌بینی نموده است و سپس به اصلاح مشخصه بار پرداخته است. نکته جالب در شکل (۴)، این است که بدلیل وجود ساعات پیک بار طولانی، مقدار ضریب $X_p\%$ افزایش یافته است و بنابراین مقدار پیک کمتری ساییده شده است.



شکل (۴) مدل بار اصلاح شده شبکه برای تاریخ ۲۰۱۳/۱۰/۱۰ در استراتژی بهره‌برداری SCDM



شکل (۵) مدل بار اصلاح شده شبکه برای تاریخ ۲۰۱۳/۰۷/۱۰ در استراتژی بهره‌برداری SCDM



شکل (۶) مدل بار اصلاح شده شبکه برای تاریخ ۲۰۱۳/۰۴/۱۰ در استراتژی بهره‌برداری SCDM

۵- نتیجه

استفاده از خودروهای الکتریکی علاوه بر کاهش نگرانی‌های زیست محیطی، باعث افزایش بهره‌وری سیستم قدرت می‌گردد. در این مقاله به ارائه مدلی پیشنهادی جهت برنامه‌ریزی شارژ و دشارژ باتری خودروها در پارکینگ براساس بار پیش‌بینی شده در محیط حساس به قیمت شبکه‌های هوشمند به‌منظور اصلاح مشخصه بار پرداخته شده است. این مدل از شبکه عصبی و شبکه فازی-عصبی به‌منظور استخراج الگوی واکنش مشترکان به قیمت‌ها و نهایتاً پیش‌بینی بار تغییریافته روز بعد کمک می‌گیرد. جهت اصلاح مشخصهٔ بار پیش‌بینی شده روز بعد، تابع هزینهٔ جدیدی به منظور پیک‌سایی، دره‌افزایی، مسطح کردن منحنی بار و جلوگیری از نوسانات شدید منحنی بار ارائه شده است. سپس از یک روش ترکیبی شامل بهینه‌سازی رقابت استعماری و شبیه‌سازی مونت‌کارلوی ترتیبی، جهت بهینه‌سازی پارامترهای شارژ و دشارژ باتری خودروها طی ساعات شبانه روز و نیز تعیین مدل بار و تولید مجموعه خودروهای الکتریکی با استفاده از شبیه سازی مونت کارلوی ترتیبی پرداخته شده است. مدل پیشنهادی بر روی داده‌های بازار برق استرالیا منطقه NSW اعمال گشته است که نتایج حاصله، بیانگر کارآمدی این مدل برای فصول مختلف سال‌های ۲۰۱۴-۲۰۱۳ می‌باشد.

مراجع

[1] R. Walawalkar, S. Blumsack, J. Apt, and S. Fernands, “An economic welfare analysis of demand response in the PJM electricity market,” *Energy Policy*, vol. 36, no. 10, pp. 664–674, 2012.

[2] J. J. Q. Yu, V. O. K. Li, and A. Y. S. Lam, “Optimal V2G Scheduling of Electric Vehicles and Unit Commitment using Chemical Reaction Optimization,” in *Proc. 2013 IEEE Congr. Evol. Comput.*, Cancun, 2013, pp. 392-399.

[3] K. Clement-Nyns, E. Haesen, and J. Driesen, “The impact of charging plug-in hybrid electric vehicles on a residential distribution grid,” *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, no. 1, pp. 371–380, Feb. 2010.

[4] A. S. Masoum, S. Deilami, P. S. Moses, M. A. S. Masoum, and A. Abu-Siada, “Smart load management of plug-in electric vehicles in distribution and residential networks with charging stations for peak shaving and loss minimisation considering voltage regulation,” *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 5, no. 8. pp. 877–888, Aug. 2011.

[5] L Jian *et al.*, “Regulated Charging of Plug-in Hybrid Electric Vehicles for Minimizing Load Variance in Household Smart Microgrid,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 60, no. 8, pp. 3218–3326, Aug. 2013.

[6] W. Su, and M. Y. Chow, “Performance evaluation of A PHEV parking station using particle swarm optimization,” In *Proc. 2011 IEEE power and energy soc. general meeting*, San Diego, 2011, pp. 1-6.

[7] Z. Darabi, and M. Ferdowsi, “Aggregated Impact of Plug-in Hybrid Electric Vehicles on Electricity Demand Profile,” *IEEE Trans. Sustainable Energy*, vol. 2, no. 4, Oct. 2011.

[8] M. Singh, P. Kumar, and I. Kar, “A Multi Charging Station for Electric Vehicles and Its Utilization for Load Management and the Grid Support,” *IEEE Trans. Smart* Grid, vol. 4, no. 2, pp. 1026-1037, Jun. 2013.

[9] K. Mets, T. Verschueren, F. De Turck, and C. Develder, “Exploiting V2G to optimize residential energy consumption with electrical vehicle (dis)charging,” in *Proc. 2011 IEEE 1st Int. Workshop Smart Grid Modeling and Simulation*, Brussels, 2011, pp.7-12.

[10] S. Khotanzad, E. Zhou, and H. Elragal, “A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment,” IEEE Trans. on Power Syst., vol. 17, no. 4, Nov. 2002.

[11] R. Mamlook, O. Badran and E. Abdulhadi, “A fuzzy inference model for short-term load forecasting,” Energy Policy, vol.37, no.4, pp. 1239-1248, May. 2009.

[12] S. J. Huang and K. R. Shih, “short-term load forecasting via ARMA model identification including nongaussian process considerations,”

IEEE Trans. Power Syst., vol. 18, no. 2, pp. 673-679, Aug. 2003.

[13] Y. Bodyanskiy, S. Popov and T. Rybalchenko, "Multilayer neuro-fuzzy network for short term electric load forecasting," Springer, vol. 5010, pp. 339–348, Jun 2008.

[14] M. Moradijoz, M. Parsa Moghaddam, M. R. Haghifam, and E. Alishahi, "A multi-objective optimization problem for allocating parking lots in a distribution network," *Int. J. Elect. Power & Energy Syst.*, vol. 46, pp. 115–122, Mar. 2013.

[15] J. Wu, H. Xiong, C. Liu and J. Chen, "A Generalization of Distance Functions for Fuzzy c -Means Clustering With Centroids of Arithmetic Means," *IEEE Trans. on Power Syst.*, vol. 20, no. 3, pp. 557 – 571, 2012.

[16] Y. Wang and T. Elhang, "An adaptive neuro-fuzzy inference system for bridge risk assessment," *Expert syst. With Application*, vol. 34, no. 4, pp. 3099-3106, May 2008.

[17] S. Shekhar Roy, "Design of adaptive neuro-fuzzy inference system for predicting surface roughness in turning operation," *Journal of Scientific & Industrial Research*, vol. 64, No. 3, pp. 653-659, Sep. 2005.

[18] C. Guille and G. Gross, "A conceptual framework for the vehicle-to-grid (V2G) implementation," *Energy Policy*, vol. 37, no. 11, pp. 4379–4390, Nov. 2009.

[19] M. M. H. Bioki, M. Z. Jahromi, and M. Rashidinejad, "A combinatorial artificial intelligence real-time solution to the unit commitment problem incorporating V2G," *Electr. Eng.*, pp. 1–15, Nov. 2012.

[20] M. L. Di Silvestre, E. R. Sanseverino, G. Zizzo, and G. Graditi, "An optimization approach for efficient management of EV parking lots with batteries recharging facilities," *J. Ambient Intell. Human. Comput.*, pp. 1–9, Feb. 2013.

[21] R. Billinton and W. Li, Reliability Assessment of Electrical Power Systems Using Monte Carlo Methods, New York: Plenum Press, 1994.

[22] E. Atashpaz-Gargari, C. Lucas, "Imperialist Competitive Algorithm: An Algorithm for Optimization," Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computatio, 2007.

[23] ANEM power market. Available online at the following website: http://www.anem.com.